舆情意图识别领域研究进展*

杨爽, 王琰, 王雅晴, 刘曙霞, 胥美美, 安新颖
中国医学科学院医学信息研究所 北京 100020

摘要：[目的/意义]随着社会信息化的快速发展，网络舆情的传播范围和影响力不断扩大。舆情意图分析有助于政府部门监测管理公众舆论，营造健康的网络环境。本研究旨在梳理舆情意图识别领域的发展脉络和前沿动态，为未来舆情意图识别研究提供方向指引，促进学科的发展和应用。**[方法/过程]**本研究探讨了舆情意图识别领域的研究现状，对舆情意图识别的概念和来源进行了定义，并总结了舆情意图识别的技术方法、应用领域以及面临的挑战和发展方向。**[结果/结论]** 研究发现当前舆情意图识别主要应用于意见领袖研究、突发公共事件预警、舆情治理与教育等方面。同时，网络舆情中的虚假信息、网络语言的歧义性、有限的大数据资源为舆情意图识别带来了挑战，未来在进行舆情意图识别的过程中应着重关注虚假信息识别、隐含信息挖掘、算法和资源改进等方面。

关键词：舆情 意图识别 现状
分类号：

党的二十大指出，要“巩固壮大奋进新时代的主流思想舆论”，维护好网络意识形态空间。新媒体时代下，信息传播媒介更加多元化，微博、微信、短视频等新兴自媒体平台不断涌现。相较于广播、报纸等传统媒体，新媒体信息传播速度快、信息传播受众范围广阔、信息发布门槛低、信息传播形式新颖的特点极大提升了其市场竞争力及社会影响力。在新冠肺炎疫情的影响下，人们对社交媒体的使用率大幅上升，社交媒体成为人们获取信息、发表言论、宣泄情绪、互动交流的重要场所。随着网络技术的发展以及社会环境的变化，后舆情时代已经来临，互联网上的海量信息也为舆情分析带来了挑战。然而，意图识别可以从文本中挖掘用户的意图和目的，有助于协助政府部门了解公众对公共事件的态度、筛选有价值的信息、预警重大舆情事件、及时控制负面舆情。因此，对社交文本进行意图识别，对于辅助政府决策、满足公众需求、引导社会舆论具有积极意义。

1. 相关概念及起源/ Related concepts and origins

1.1 意图识别概念及起源

意图识别又称目标识别/计划识别，是通过捕捉观察对象行为产生的状态或环境变化来识别对象意图的任务[1]。意图识别最早起源于自然语言叙事问题，在研究过程中发现要理解叙事，就要理解叙事角色的目标，意图识别顺势而生[2,3,4]。Charniak and Goldman 认为意图识别是一种基于不确定条件的推理，后来这种特征被应用在智能物理设备设计中[4]。C. F. Schmidt et al.利用心理学理论构建了一个基于人类行为的计划识别系统 Believer[5]。到了 2004 年，在探究智能人机交互重大挑战的研究中，意图识别被视作第一批最具挑战性的技术之一[6]。长期以来，意图识别在人工智能、网络安全等领域具有广泛的应用。意图识别能够有效改善人机互动，改进智能产品工作效率[7,8,9]。例如 Teawon Han 等人开发了一种基于神经网络的行为预测器，利用真实交通数据识别驾驶意图，预测高速公路上变道驾驶行为[7]。随着网络技术的发展，网络安全也受到了极大威胁，而预测攻击者意图有助于安全管理员开发安全系统，阻止具有特定动机的攻击者[10,11,12]。例如 Abdulghani Ali Ahmed 等人提出了基于模糊最小-最大神经网络（SAIRF）方法，根据攻击特征对攻击意图进行分为一般意图和具体意图，并使用等安全度量方法来识别和预测攻击意图[10]。

* 本文系中国医学科学院医学与健康科技创新工程项目“生物医学文献信息保障与集成服务平台”（项目编号：2021-I2M-1-033）、中国医学科学院中央级公益性科研院所基本科研业务费项目“卓越导向的医学科技成果评价与激励机制研究”（项目编号：2022-ZHL630-01）研究成果之一。

作者简介：杨爽，硕士，shuang0925@yeah.net；王琰，硕士，研究方向为医学科技评价；王雅晴，硕士；刘曙霞，硕士；胥美美，副研究员，博士；安新颖，通信作者，研究员，博士。

1.2 舆情意图识别概念及起源

舆情是指在既定的实践和空间内，公众对与自己有关的各种在社会中发生的所有的事，所表达的观点、立场和情感倾向的综合，不局限于对政府的态度[13,14]。舆情意图识别是指在舆情分析领域，对社交媒体、新闻评论、用户评论等文本信息进行分析，识别文本中隐藏的情感、目的及意图，以了解用户或公众对某一特定事件、产品、品牌等的情感倾向及真实意图。舆情意图识别可以追溯到 1997 年由美国国防高级研究会提出的话题检测与跟踪技术（Topic detection and tracking，TDT)，是用于监测与特定主题相关的新闻或文本并通过专用媒体跟踪这些事件或主题的方法或技术[15]。TDT 所指的话题包括特定时间和地点发生的事件以及具备相关性外延的话题[16]，相较于早期面向事件的监测与跟踪（Event Detection and Tracking, EDT）有所扩展。TDT 可以划分为 5 个任务，分别是新闻切分、话题跟踪、话题检测、首次报道检测以及关联检测。TDT 技术可以将信息有效地组织串联，实现事件监测的同时，能够追踪已知事件后续的发展动态。舆情意图识别过程也是话题监测与跟踪的过程，其目的是了解民众情绪，为相关部门开展舆论引导、危机预警工作提供支撑，同时对于进一步营造良好的网络环境具有重要意义。

2. 技术方法/ Technology and Methods

在意图识别领域，有学者将用户意图识别划分为 3 类任务：序列分割任务、文本分类任务、文本聚类任务[17]；有学者将文本的意图识别划分为文本表示方式和文本分类方式[18]。本研究将舆情意图识别方法概括为上下文语义识别、文本分类、文本聚类三种方法，对意图识别技术进行归纳，如表 1 所示。

2.1 上下文语义识别

通过对文本进行上下文语义识别，能够有效提高意图识别的准确率。最初学者使用字符的离散式表示来表征句子特征，从独热编码[19]开始，到词袋模型[20]，再到词频逆文本模型[21]。但是以上三种方法在实际使用中存在大量语义的缺失，因此近年来有学者使用词的分布式来表征句子特征，包括连续词表示和上下文表示两种。连续词表示的经典算法是 Word2Vec（Word Representations in Vector Space）和 FastText，虽然这两种算法能够保留大量语义信息，但是无法表征上下文语义特征。基于上下文表示的经典算法是基于 LSTM 的 ELMo（Embedding from Language Models）和以 Transformer 为基础的预训练模型 GPT（Generative Pre-Traning)、Bert（Bidirectional Encoder Representations from Transformer)，基于 LSTM 的 ELMo（Embedding from Language Models）是由前向网络和后向网络拼接而成的，因此其提取效果较一体化网络较差。而 GPT 和 Bert 算法虽然能够考虑上下文语义特征，但是由于模型参数量大有待进一步落地实现。

在意图识别领域，Hu M 等人[22]提出了一种基于多特征融合的意图识别模型，结合 word2vec 和多语言模型 wordNets 识别句子特征，同时将其与以 transformer 为代表的上下文特征以及词频特征相融合，形成基于多特征的意图识别模型，并将其在物流客服平台数据集进行验证发现其较一般模型准确率较高。Dong X M 等人[23]基于 Bert 模型生成领域词向量，将生成的词向量作为文本卷积神经网络（TextCNN）的输入，实现特征编码对调度语言意图进行分类，最终对提出的模型进行验证，发现其提出的电网调度专业语言意图识别方法具有较强的识别能力和泛化能力。Guo S 等人[24]利用 ERNIE 模型对大量未标注数据进行预训练实现了数据增强，能够有效提高 FastText 模型的训练效果，提升聊天机器人对用户意图分类的准确率。

2.2 文本分类方法

文本分类算法作为自然语言处理的一项基本任务，在国内外得到了学者的广泛关注。

文本分类是指根据一定规则，在指定范围内将文本划分为不同类别的过程[25]。最早的文本分类方法是采用人工处理的方式依据规则对数据进行分类，这对研究人员的专业性要求较高，且在一定程度上浪费了人力和物力。随着技术革新，机器学习的方法开始引入到文本分类任务中，诸如 K 近邻算法、朴素贝叶斯、决策树、支持向量机等方法在文本分类任务中取得了不错的效果，但是仍存在语义和语序信息处理不足、大规模文本数据分类效果较差的问题[26]。而深度学习在不断的完善过程中可以解决机器学习出现的问题。深度学习模型包括卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)、循环神经网络（Recurrent Neural Networks, RNN）、长短期记忆网络（Long-Short Term Memory RNN, LSTM）和门控循环单元（Gated Recurrent Unit, GRU)等。但是深度学习模型仍存在准确率较低、稳定性不高、泛化能力不足的特点，而之后 Devlin J 等人[27]基于双向 Transformer 结构，提出了 BERT 模型，能够有效解决以上问题，并将其应用到文本分类任务中。

在意图识别任务中，有学者通过融合频率/逆文档频率（TF/IDF）、CNN、LSTM 来丰富短文本特征，并基于注意力机制提出了多特征融合的意图识别方法 AMFF，在数据集上进行验证发现该模型在短文本分类上优于传统机器学习模型[28]。Villarroel L 等人[29]通过情感分析方法对评论文本进行情感倾向性分类，同时对词汇信息、句子信息、评价对象、用户信息进行标注，引入注意力机制评价用户偏好。随着 BERT 模型的深入，有学者将 BERT 模型引入意图识别任务中。Chen Q 等人[30]通过引入 BERT 模型丰富语义信息，提高意图识别准确率。在医学短文本识别过程中，医学文本较其他文本更具有复杂性，Wang, S 等人[31]提出将一种医学预训练模型 MCBERT 与 TextCNN 卷积神经网络相结合，得到一种专门适用于医学文本意图识别的模型 MCBERT-TextCNN，该模型能够将复杂的医学文本进行精准分类，并在中文医疗意图识别语料库中验证了该方法的有效性。

2.3 文本聚类方法

聚类是一种无监督机器学习方法，依据“簇内相似性大，簇间相似性小”的特点进行划分。由于其事先不需要进行人工标注和预训练，因此具有一定的灵活性和较高的自动化处理能力。但是聚类得到结果可解释性较差、稳定性较低，不同参数设置下可能得到的聚类结果有一定的差别。现有的聚类方法包括基于划分、层次、密度、网格、模型的聚类方法[32]。基于划分的聚类方法需要事先设定划分的聚类数量，基于某种距离测度寻找对数据集的划分，包括 K-means 均值算法、K 中心点算法。基于层次的聚类能够实现聚类数目未知的情况，采用自上而下/自下而上的方法对簇进行逐级划分/合并，典型算法包括 BIRCH[33] 和 CURE[34]算法。基于密度的聚类方法是依据某一数据对象周围的密度，判断其与已设定阈值的瓜西决定是否进行聚类。主要算法包括 DENCLUE、OPICS[35]等。基于网格的聚类方法是将数据空间量化并划分为有限个网格单元，然后以单个的网格单元为对象进行聚类，常见算法包括 CLIQUE[36]、STING[37]等。基于模型的聚类算法是假设数据是由混合模型生成的，然后用期望最大化（Expectation Maximization,ZM）或吉布斯采样（Gibbs sampling）等方法估计混合模型的参数，从而得到聚类结果[38]。其中主题模型诸如概率隐语义分析（Probabilistic Latent Semantic Analysis, PLSA）和潜在狄利克雷分布（Latent Dirichlet Allocation,LDA)等模型是对文档生成过程进行建模的概率生成模型，能够发现文档中的潜在主题。

在意图识别任务中，Jang J 等人[39]提出了一种基于密度的词嵌入特征聚类方法，能够实现对话系统中对用户话语做出识别，分析用户意图。Wang J 等人[40]基于社交媒体评论数据，利用 LDA、LSTM、SnowNLP 模型对评论文本进行语义识别，解构情感-行为-认知消费者态度理论，分析消费者心理活动，实现消费者意图识别。Cai R 等人[41]基于原始医疗文本提问，使用词性标注和命名实体识别丰富语义特征，采用 DBSCAN 聚类方法对用户意图

进行分类识别，以了解用户的真实意图。

表 1 意图识别技术归纳

技术方法		具体方法	存在问题	优势
上下文语义识别	字符分布式	独热编码、词袋模型、词频逆文本模型	存在大量语义的缺失	独热编码解决了分类器不好处理属性数据的问题，在一定程度上也起到了扩充特征的作用
	词的分布式	连续词表示：Word2Vec、FastText	无法表征词语的顺序	Word2Vec 通过训练得到的词向量可以进行向量运算；FastText 通过使用字符级别的 n-gram 特征，对于复合词和未知词的处理效果更好
		上下文表示：基于 LSTM 的 ELMo、GPT、BERT	模型参数量大	可以表示词汇表以外的词；有效的捕获词的语义和语法
文本分类方法	人工分类	/	研究人员的专业性要求较高，且在一定程度上浪费了人力和物力	/
	机器学习	K 近邻算法、朴素贝叶斯、决策树、支持向量机、神经网络	存在语义和语序信息处理不足、大规模文本数据分类效果较差	方法简单易于理解
	深度学习	卷积神经网络、循环神经网络、长短期记忆网络和门控循环单元	计算量大、模型复杂、解释性差	学习能力强；可移植性高；适应性好
	迁移学习	BERT	需要消耗大量资源，且在某些专业领域可能表现不好	准确率高；预训练模型基础上微调，大大降低训练时间
文本聚类方法	基于划分的聚类	K-means 均值算法、K 中心点算法	对噪声点敏感，只能聚凸的数据集	简单快速；当簇较为密集，呈现球状或团状能有较好的效果
	基于层次的聚类	BIRCH 和 CURE 算法	难以处理大规模数据，也不能适应动态数据集的处理。	适用于发现任意形状的簇；适用于任意形式的相似度或距离表示形式；聚类粒度的灵活性
	基于密度的聚类	DENCLUE、OPICS	对两个参数圈的半径、阈值敏感；数据集越大、花费时间越长	自适应的聚类；对噪声不敏感；能发现任意形状的簇
	基于网格的聚类	CLIQUE、STING	对数据的形状和密度较敏感；需要手动设置参数；簇的边界较模糊难以解释	易于实现；有效处理大规模数据；自适应调整簇的数量
	基于模型的聚类	概率隐语义分析（PLSA）和潜在狄利克雷分布（LDA）	簇间区别不够显著；模型质量较差	结果用概率表示，更具有可解释性；结果能够可视化表示

3. 舆情意图识别应用领域/ Application of public opinion intention identification

3.1 意见领袖研究

在舆论扩散的过程中，意见领袖发挥了重要作用。舆情意图识别可以发现某一舆论场中的意见领袖，帮助确定哪些主体更具影响力。这部分的研究包括意见领袖识别、意见领袖影响力分析、意见领袖引导机理分析。

3.1.1 意见领袖识别

在意见领袖识别方面，研究者多采用指标构建、社会网络、聚类分析及其相结合的方法识别舆论传播过程的核心用户。在指标构建过程中涉及到用户个人属性、用户行为、网络结构等多维度，同时结合关联分析模型、层次分析法赋予各指标以不同权重。这一类方法易于操作，但是对于研究人员的专业水平具有一定的依赖性。如吴江等[42]融合社交网络用户个人属性、网络特征、行为特征和文本特征等指标构建意见领袖评价体系，以疫苗事件为例，借助聚类分析方法挖掘该事件不同生命周期阶段的意见领袖；应用社交网络方法识别意见领袖时有助于揭示意见领袖之间的相互关系和信息传播路径，但是对于隐性社交网络和小规模的研究场景不太适用。如张霁阳等[43]基于社交网络理论，结合 Doc2Vec 方法计算内容相似度、LDA 方法计算主题相似度、基于 DUTIR 情感词典计算情感相似度，综合上述 3 个指标形成文本相似度，构建实时动态社会网络，引入 PageRank 算法识别社交网络中起到关键作用的重要节点；聚类分析方法可以识别潜在的意见领袖，但是对于数据的要求较高，因此经常配合其他方法同时使用。如李熠辉等[44]综合用户特征、交互特征和网络结构提出 MUR（Microblog-lyric User-Influence Rank），同时结合 K-means 算法形成 MUK-means（Microblog-lyric User-Influence-based K-means）算法对影响力较大的用户进行聚类，识别意见领袖群。

3.1.2 意见领袖影响力研究

在意见领袖影响力研究方面，现有研究包括对意见领袖的传播影响力、情感影响力、受认可度及其相结合等方面展开分析。在传播影响力研究中，研究者主要基于社会网络理论，关注意见领袖在社交网络中的核心性对其传播影响力进行分析。如万钰珏等[45]基于社会网络分析法（SNA），采用网络密度、网络中心性、凝聚子群 3 个维度评估意见领袖的传播影响力。在情感影响力研究中，研究者主要通过关注意见领袖对公众情绪、态度、行为的影响程度来评估其影响力。如许中华等[46]运用 PAD 模型将复杂情感划分为愉悦度、唤醒度、支配度，同时结合熵权法量化情感指标对意见领袖实现情感影响力评估；在受认可度研究中，研究者通过关注意见领袖的话语权、社会认同、权威性等方面展开研究。如如王晰巍等[47]从意见领袖受认可度、情感联系度、网络传播度三个方面构建 OLEI 指数模型评估意见领袖的影响力，并以“7.20 河南暴雨”事件为例对提出的指数模型进行验证。

3.1.3 意见领袖影响力机制研究

在意见领袖影响机制研究方面，现有研究包括基于意见领袖传播的基本理论进行影响力机制探析，从媒介视角对意见领袖影响力的生成模式进行分析，以及从用户视角对意见领袖进行访谈。如徐蓓蕾[48]发现主流舆论场“意见领袖”的影响力主要体现在网络议程设置、网络市民和传统媒体等方面。如任姣[49]通过对大学生进行无结构访谈，通过扎根理论建立校园舆情传播影响机制模型，发现线下权威性、亲密感和线上活跃度是促进大学生意见领袖影响力的因素，议程设置和信息干扰是大学生对网络舆情产省影响的主要方式，对自我身份的审视和对利益的权衡是抑制大学生意见领袖表达的因素。如靖鸣等[50]对微博意见领袖影响力生成模式进行分析，发现社会属性、微博行动以及普通微博用户微博行动是影响意见领袖影响力的重要因素。

3.2 突发公共事件预警

目前，关于突发公共舆情事件预警的方法包括基于指标体系的预警方法、基于传播过

程的预警方法、基于情感的预警方法。

3.2.1 基于指标体系的预警方法

基于指标体系的预警方法包括基于专家打分构建的指标体系以及基于机器学习方法构建的指标体系。基于专家打分的方法包括层次分析法[51]、熵权法[52]、网络分析法[53]等方法，但是基于专家打分的方法较依赖专家的主观判断，需要较多的专家参与，且容易导致评估结果的不稳定性。而基于机器学习的指标构建方法能够有效提高结果的准确性，减少了对人为赋权的主观依赖。现有研究包括采用灰色关联分析、支持向量机、Logistic 模型、贝叶斯网络等方法进行指标体系构建。如杨柳等[54]采用灰色关联分析方法对舆情信息进行分类分级，最后采用支持向量机算法构建网络舆情预警自动识别模型。如张璐[55]采用大数据处理框架 SparkStreaming 实现网络社区文本数据流的实时分析处理，结合情感计算方法分析文本情感倾向，识别文本的舆情类别并得到舆情预警等级。如彭玲[56]基于 Doc2vec 和 Bi-LSTM 神经网络以及注意力机制对文本的情感倾向进行了分析，同时利用 BP 和 Elman 神经网络算法建立了舆论危机预警模型，并对模型进行不断调试、验证、比较，形成了性能较好的网络舆情预警模型。Dandan 等基于神经网络模型构建了网络舆情预警机制，从技术方面实现对网络舆情的预测[57]

3.2.2 基于传播过程的预警方法

基于传播过程的预警方法研究中，由于舆论传播与传染病传播机制类似，因此研究者多利用传染病模型（如 SI 模型、SIR 模型、SIS 模型等）开展研究。通过观察舆情传播不同阶段的传播特征，构建演化模型，同时预测下一阶段的舆情发展趋势，实现重大突发公共事件的预警监测。但是该方法对于数据的准确性和实时性具有较高要求，同时该方法仅能在一定程度上预测舆情变化，很难准确预测舆情发展情况。如万立军[58]等通过 SIRS 模型分析舆情演化特征，运用灰色预测方法与马尔可夫模型进行趋势预测实现风险预警，同时基于现实数据验证模型有效性。如彭程[59]等基于政务微博数据，利用 SIR 传染病模型与 EGM 灰色预测模型构建政务舆情预警系统，动态监测舆情信息以及时实现舆情导控。如周琦萍[60]等运用 SIS 模型建立舆情传播监控预警机制，并引入舆情扩散系数、遗忘率对舆情预警体系进行自适应调整，使无监督预警机制能够达到最优状态。

3.2.3 基于情感的预警方法

在基于情感的预警方法研究中，研究者主要通过对舆情文本进行情感分析，判断舆情的正、负面情感倾向，识别特定敏感词，把握舆情发展趋势。但是在情感识别过程中，对于隐含情绪、复杂情绪的识别准确率有待进一步提高；并且情感分析依赖于特定领域情感词典的建立，不同情境下的舆情情感识别具有差异。如王雪猛等[61]基于“郑州交警撞死婴儿”突发事件，对公众微博评论的情感倾向性进行划分，然后确定预警等级，并对相应等级采取针对性引导。如张劲松等[62]在民族关系网络舆情特征的基础上，对网络舆情进行文本倾向性分析，构建民族舆情预警监测指标体系，提出民族关系网络舆情监测预警的引导策略。如李知谕等[63]在评论数据基础上增加弹幕数据分析用户的实时情感倾向和思考后的情感倾向，并使用 BERT-RGRU 模型和“注意力机制”增强对弹幕文本的处理能力，构建包含爬取模块、预处理模块、分析模块在内的舆情预警模型框架。判断每天的评论和弹幕文本是否存在负面情绪，并对负面舆情做出预警。

3.3 舆情治理与教育

舆情意图识别能够有效帮助政府了解公众的需求，通过舆情意图识别政府能够及时回复公众关注的话题，增强政府的公信力，有助于政府优化公共服务、辅助政府决策。

3.3.1 舆论引导及控制

在舆论引导及控制方面，张玉强[64]提出通过建立和完善网络新闻发言人制度，加强网

络评论队伍建设，提高干部舆情引导能力，采取一般引导和分类引导相结合的方式，以“疏”和“导”作为舆论引导的策略，实现对网络危机的有效引导。如金凤姣[65]提出通过完善大学生网络舆情信息收集机制、提高大学生自律医师、健全大学生网络舆情处理机制的方式引导大学生舆论走向，培养学生正确的思想观念、社会责任感，推动社会舆论正向发展。如梁昌林等[66]分析了当前公安网络舆情引导存在的问题，并据此提出要推动传统媒体和网络自媒体两个舆论场相融合、向公安人员灌输“警情皆舆情”的工作理念、塑造公安网络舆论意见领袖，以更好地应对网络舆情。

3.3.2 高校思政教育

通过舆情意图识别，有助于辨别信息真伪、识别信息来源、分析信息传播的目的。对于学生而言有必要提高其信息素养和媒体素养，能够正确使用和传播信息。现有研究主要分析当前网络舆情带来的积极、消极影响，同时针对网络舆情带来的负面影响做出对策建议。如朱力[67]肯定了加强高校网络监管对于思想政治教育的重要意义，同时提出构建高校舆情监管机制现有加强网络思想政治教育，提出加强舆情监管必须坚持的原则，以及高校舆情监管的运行机制。吴婷[68]剖析了高校网络舆情的特征及影响，并提出了基于角色引导的舆情治理和思政教育模式，为形成良好的校园网络氛围，加强思政教育建设提供了思路。舒刚[69]提出贯彻落实马克思主义、加强科学治理理念、完善教育舆情的治理结构、增强主流媒体话语权、形成大数据思维以促进主流意识形态的形成，推进教育舆情治理机制的完善。

表 2 舆情意图识别应用领域

应用领域	细分领域	主要思路
意见领袖研究	意见领袖识别	采用指标构建、社会网络、聚类分析及其相结合的方法识别舆论传播过程的核心用户
	意见领袖影响力研究	对意见领袖的传播影响力、情感影响力、受认可度及其相结合等方面展开分析
	意见领袖影响力机制研究	基于意见领袖传播的基本理论进行影响力机制探析，从媒介视角对意见领袖影响力的生成模式进行分析，以及从用户视角对意见领袖进行访谈
突发公共事件预警	基于指标体系的预警方法	基于专家打分采用层次分析法、熵权法等方法构建指标体系，或采用机器学习方法构建预警模型
	基于传播过程的预警方法	观察舆情传播不同阶段的传播特征，利用传染病模型（如 SI 模型、SIR 模型、SIS 模型等）构建演化模型，同时预测下一阶段的舆情发展趋势，实现重大突发公共事件的预警监测
	基于情感的预警方法	通过对舆情文本进行情感分析，判断舆情的正、负面情感倾向，识别特定敏感词，把握舆情发展趋势
舆情治理与教育	舆论引导及控制	研究者从学校、公安领域对网络舆情控制提出了对策
	高校思政教育	分析当前网络舆情带来的积极、消极影响，同时针对网络舆情带来的负面影响做出对策建议，加强高校思政教育。

4　舆情意图识别面临的挑战及发展方向/ Challenges and development direction

4.1　舆情意图识别面临的挑战

舆情信息的多样性，增加了语义的复杂性。随着社交媒体的兴起和互联网的普及，舆情数据呈爆炸式增长，包括文本、图片、视频等多种形式。在网络舆情中，受公众文化背

景、语言习惯的影响，公众的表达方式多样，包括文字、表情符号、网络用语等。需要开发适应不同类型语言和表达方式的识别方法。同时，在网络信息中存在大量的噪声和冗余数据，用户发布的虚假、无关、重复信息会干扰意图识别结果，这些噪声对舆情意图识别的准确性造成了影响。

网络语言存在歧义，难以识别隐含信息。语言的表达形式丰富、结构复杂、内容多元，导致网络语言的使用往往充满了隐喻、讽刺、幽默等隐含信息。同时，诸如同音字、一词多义、同音异义、兼类词、语法结构等原因可能造成句子歧义，相同的表述可能表达了不同的信息。因此，简单的意图分类无法满足这类任务，需要进一步探索隐含信息意图识别的解决方法。

舆情数据量庞大，算法和存储能力有待提高。网络新闻产生后，网络舆情极易在短时间内爆发。迅速把握舆情传播动态，及时做好舆情溯源是至关重要的。舆情意图识别需要及时跟踪和分析舆情发展路径，及时做好舆情预警。然而，大量舆情信息的实时处理需要算法和模型的支撑，对计算机的计算能力和存储能力也是一种考验。

4.2 舆情意图识别的发展方向

面对多样的文本形式，需要针对不同形式的数据，开发适应性强的分析方法和算法，包括文本分析、图像分析、视频分析等，实现对多样性数据的全面识别。

对于舆情文本中的数据噪声，例如虚假信息识别可以通过博弈理论、监督学习、无监督学习和半监督学习等算法推测出该信息的真实性，从而遏制虚假信息的传播，减少因虚假信息所导致的社会危害。

面对文本的隐含信息识别，可以采用上下文语义识别、推理和推断或文本分析工具发现隐藏在文本背后的态度、意图、情感。例如通过上下文语义分析，关注文本中使用的词语、修饰语、比喻等，可以推断出作者的意图或者情感。可以使用基于规则的方法、逻辑推理模型或基于知识图谱的方法来实现推理判断，根据文本中的逻辑关系、前提和结论等信息，推断出文本的隐含信息。此外，可以借助情感分析方法识别文本的情感倾向，通过主题分析模型概括文本主题，进而识别用户意图。

为了应对庞大的舆情信息，需要改进处理算法、增进存储能力来应对。在算法方面，可以通过采用并行计算的技术，将任务分解为多个子任务，并同时进行计算，提高计算速度和效率。对于增量数据，可以采用增量计算的方式，只对新增的数据进行处理，这样可以提高算法的实时性和响应速度。在存储方面，可以采取分布式存储的方式，将数据分散存储在多台计算机上，提高存储能力和数据的可靠性。

5 总结/Summary

本文对舆情意图识别的定义、方法、应用领域做出了系统综述，发现当前舆情意图识别主要应用于意见领袖研究、突发公共事件预警、舆情治理与教育等方面。通过舆情意图识别可以了解公众对于某一事件/话题的情绪，有助于政府/企业/高校及时指定应对策略，进一步维护健康的网络舆论环境。但是在舆情意图识别过程中也面临一些挑战和困难。网络中存在大量的虚假信息，增加了语义的复杂性，对于意图识别造成了较大的干扰；此外，网络语言存在歧义性、多样性，同一词语在不同语境下会呈现不同含义，因此在意图识别过程中如何识别其中的隐含信息和情感是舆情意图识别的另一难题；最后，舆情意图识别面临大数据处理的挑战。随着网络技术的发展，舆情数据呈现指数级增长，如何在海量数据中有效识别用户意图对于算法和资源来说都是一种挑战。因此，未来在进行舆情意图识别的过程中应着重关注虚假信息识别、隐含信息挖掘、算法和资源改进等方面。

参考文献/References:

[1] Sadri F. Logic-based approaches to intention recognition[M]//Handbook of research on ambient intelligence and smart environments: Trends and perspectives. IGI Global, 2011: 346-375.
[2] Cullingford R E. Script application: computer understanding of newspaper stories[M]. Yale University, 1977.
[3] Wilensky R. Planning and understanding: A computational approach to human reasoning[J]. 1983.
[4] Charniak E, Goldman R P. A Bayesian model of plan recognition[J]. Artificial Intelligence, 1993, 64(1): 53-79.
[5] Schmidt C F, Sridharan N S, Goodson J L. The plan recognition problem: An intersection of psychology and artificial intelligence[J]. Artificial Intelligence, 1978, 11(1-2): 45-83.
[6] Burke J L, Murphy R R, Rogers E, et al. Final report for the DARPA/NSF interdisciplinary study on human-robot interaction[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part C (Applications and Reviews), 2004, 34(2): 103-112.
[7] Han T, Jing J, Özgüner Ü. Driving intention recognition and lane change prediction on the highway[C]//2019 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV). IEEE, 2019: 957-962.
[8] Lindblom J, Alenljung B. The ANEMONE: theoretical foundations for UX evaluation of action and intention recognition in human-robot interaction[J]. Sensors, 2020, 20(15): 4284.
[9] Fernandez V, Balaguer C, Blanco D, et al. Active human-mobile manipulator cooperation through intention recognition[C]//Proceedings 2001 ICRA. IEEE International Conference on Robotics and Automation (Cat. No. 01CH37164). IEEE, 2001, 3: 2668-2673.
[10] Ahmed A A, Mohammed M F. SAIRF: A similarity approach for attack intention recognition using fuzzy min-max neural network[J]. Journal of Computational Science, 2018, 25: 467-473.
[11] Bai H, Wang K, Hu C, et al. Boosting performance in attack intention recognition by integrating multiple techniques[J]. Frontiers of Computer Science in China, 2011, 5: 109-118.
[12] Rasmi M, Al-Qawasmi K E. Improving Analysis Phase in Network Forensics by Using Attack Intention Analysis[J]. International Journal of Security and Its Applications, 2016, 10(5): 297-308.
[13] 张晶晶. 食品安全事件的微博舆情分析及应对研究[D].山西财经大学,2023.DOI:10.27283/d.cnki.gsxcc.2023.001639.
[14] 马龙,杜彬,刘彦超等.传播学视域下古代“舆情”概念考[J].武警学院学报,2020,36(08):64-69.
[15] Asgari-Chenaghlu M, Feizi-Derakhshi M R, Farzinvash L, et al. Topic detection and tracking techniques on Twitter: a systematic review[J]. Complexity, 2021, 2021: 1-15.
[16] Fiscus J G, Doddington G R. Topic detection and tracking evaluation overview[M]//Topic detection and tracking: event-based information organization. Boston, MA: Springer US, 2002: 17-31.
[17] 姚苗. 微博用户意图识别方法研究[D]. 新疆大学,2020.DOI:10.27429/d.cnki.gxjdu.2020.000360.
[18] Libo Qin, Tailu Liu, Wanxiang Che, Bingbing Kang, Sendong Zhao, Ting Liu. A cointeractive transformer for joint slot filling and intent detection. In: International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP, 2021), Toronto, Canada, June 6-11, 2021, IEEE, 2021: 8193-8197.
[19] Usman Naseem, Imran Razzak, Shah K. Khan, Mukesh Prasad. A comprehensive survey on word representation models: from classical to state-of-the-art word representation language models. ACM Transactions on Asian and Low-Resource Language Information Processing, 2021, 20(5): 1-35.
[20] Yin Zhang, Rong Jin, Zhi-Hua Zhou. Understanding bag-of-words model: a statistical framework. International Journal of Machine Learning and Cybernetics, 2010, 1(1):43-52.
[21] Tolga Bolukbasi, Kai W. Chang, James Zou, Venkatesh Saligrama, Adam Kalai. Man is to computer programmer as woman is to home-maker? debiasing word embeddings. In: Neural Information Processing Systems (NIPS 2016), Barcelona, Spain, December 5-10, 2016, NIPS, 2016: 4349-4357.
[22] Hu M, Peng J, Zhang W, et al. An intent recognition model supporting the spoken expression mixed with Chinese and English[J]. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, 2021, 40(5): 10261-10272.

[23] Dong X M, Zhang Y, Zhang M Y, et al. Intention Recognition Method of Power Grid Dispatching professional language Based on Hybrid Neural Network[C]//2022 9th International Forum on Electrical Engineering and Automation (IFEEA). IEEE, 2022: 1236-1240.
[24] Guo S, Wang Q. Application of knowledge distillation based on transfer learning of ERNIE model in intelligent dialogue intention recognition[J]. Sensors, 2022, 22(3): 1270.
[25] 林德萍. 基于深度学习的新闻文本分类研究[D].北京印刷学院,2023.DOI:10.26968/d.cnki.gbjyc.2023.000251.
[26] CHALLENGES IN TEXT CLASSIFICATION USING MACHINE LEARNING TECHNIQUES[J]. International Journal of Recent Trends in Engineering and Research,2018,4(2).
[27] Devlin J , Chang M W , Lee K , et al. BERT: Pre-training of Deep Bidirectional Transformers for Language Understanding[J]. arXiv preprint arXiv:1810.04805, 2018.
[28] Liu C, Xu X. AMFF: A new attention-based multi-feature fusion method for intention recognition[J]. Knowledge-Based Systems, 2021, 233: 107525.
[29] Villarroel L, Bavota G, Russo B, et al. Release planning of mobile apps based on user reviews[C]//Proceedings of the 38th International Conference on Software Engineering. 2016: 14-24.
[30] Chen Q, Zhuo Z, Wang W. BERT for Joint Intent Classification and Slot Filling[J]. arXiv: Computation and Language, 2019.
[31] Wang S, Yilahun H, Hamdulla A. Medical Intention Recognition Based on MCBERT-TextCNN Model[C]//2022 International Conference on Virtual Reality, Human-Computer Interaction and Artificial Intelligence (VRHCIAI). IEEE, 2022: 195-200.
[32] Saxena A, Prasad M, Gupta A, et al. A review of clustering techniques and developments[J]. Neurocomputing, 2017, 267: 664-681.
[33] Zhang T, Ramakrishnan R, Livny M. BIRCH: an efficient data clustering method for very large databases[J]. ACM sigmod record, 1996, 25(2): 103-114.
[34] Guha S, Rastogi R, Shim K. CURE: An efficient clustering algorithm for large databases[J]. ACM Sigmod record, 1998, 27(2): 73-84.
[35] Ankerst M, Breunig M M, Kriegel H P, et al. OPTICS: Ordering points to identify the clustering structure[J]. ACM Sigmod record, 1999, 28(2): 49-60.
[36] Agrawal R, Gehrke J, Gunopulos D, et al. Automatic subspace clustering of high dimensional data for data mining applications[C]//Proceedings of the 1998 ACM SIGMOD international conference on Management of data. 1998: 94-105.
[37] Wang W, Yang J, Muntz R. STING: A statistical information grid approach to spatial data mining[C]//Vldb. 1997, 97: 186-195.
[38] 尹建华. 基于模型的文本聚类算法研究[D].清华大学,2017.
[39] Jang J, Lee Y, Lee S, et al. A novel density-based clustering method using word embedding features for dialogue intention recognition[J]. Cluster Computing, 2016, 19: 2315-2326.
[40] Wang J, Shu T, Zhao W, et al. Research on Chinese consumers' attitudes analysis of big-data driven price discrimination based on machine learning[J]. Frontiers in Psychology, 2022, 12: 803212.
[41] Cai R, Zhu B, Ji L, et al. An CNN-LSTM attention approach to understanding user query intent from online health communities[C]//2017 ieee international conference on data mining workshops (icdmw). IEEE, 2017: 430-437.
[42] 吴江,赵颖慧,高嘉慧.医疗舆情事件的微博意见领袖识别与分析研究[J].数据分析与知识发现,2019,3(04):53-62.
[43] 张霁阳，张鹏，李思佳，刘静，窦云莲，兰月新．基于实时社会网络分析的突发舆情事件动态意见领袖识别方法研究——以新疆棉事件为例[J/OL]．情报杂志. https://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1167.G3.20230515.1751.006.html
[44] 李熠辉,李冠,赵卫东.基于 MUK-means 算法的微博舆情意见领袖群识别[J].软件导刊,2019,18(12):30-34.
[45] 万钰珏,李世银,房子豪等.基于 SNA 的突发事件网络舆情意见领袖传播影响力[J].西安科技大学学报,2022,42(02):290-298.DOI:10.13800/j.cnki.xakjdxxb.2022.0213.
[46] 许中华,罗文华.基于 PAD 模型的涉警舆情意见领袖影响力分析[J].佛山科学技术学院学报(自然科学版),2023,41(04):72-80.DOI:10.13797/j.cnki.jfosu.1008-0171.2023.0033.
[47] 王晰巍,毕樱瑛,李玥琪.社交网络中意见领袖节点影响力指数模型及实证研究——以自

然灾害“7·20”河南暴雨为例[J].图书情报工作,2022,66(16):24-35.DOI:10.13266/j.issn.0252-3116.2022.16.003.
[48] 肖敏.微时代主流舆论场“意见领袖”的影响力探析[J].山东行政学院学报,2018(05):13-17+7.
[49] 任姣.移动社交情景下大学生意见领袖影响机制探究[J].今传媒,2023,31(08):41-44.
[50] 靖鸣,朱燕丹,冯馨瑶.微博意见领袖影响力生成模式研究[J].新闻大学,2021(07):1-13+119.
[51] 郝强.基于 AHP 的群体性事件网络舆情预警研究[J].科技传播,2023,15(13):144-148.DOI:10.16607/j.cnki.1674-6708.2023.13.019.
[52] 武慧娟，张海涛，王尽晖等. 基于熵权法的网络舆情预警模糊综合评价模型研究[J]. 情报科学，2018,36(07)：58-61.
[53] 赵璐璐. 基于 ANP-灰色模糊综合评价法的群体性劳资事件网络舆情风险预警研究[D].中原工学院,2022.DOI:10.27774/d.cnki.gzygx.2022.000255.
[54] 杨柳,罗文倩,邓春林等.基于灰色关联分析的舆情分级与预警模型研究[J].情报科学,2020,38(08):28-34.DOI:10.13833/j.issn.1007-7634.2020.08.005.
[55] 张璐. 基于情感计算的网络社区舆情分析预警技术研究[D].北京邮电大学,2018.
[56] 彭玲. 基于 BP 和 Elman 神经网络的网络舆情预警模型构造[D].江西农业大学,2019.DOI:10.27177/d.cnki.gjxnu.2019.000287.
[57] Dandan Y, Fuji C. Research on the prediction network public opinion based on improved PSO and BP neural network[J]. Journal of Intelligence, 2016, 35(8): 156-161.
[58] 万立军,郭爽,侯日冉.基于 SIRS 模型的微博社区舆情传播与预警研究[J].情报科学,2021,39(02):137-145.DOI:10.13833/j.issn.1007-7634.2021.02.017.
[59] 彭程,祁凯,黎冰雪.基于 SIR-EGM 模型的复杂网络舆情传播与预警机制研究[J].情报科学,2020,38(03):145-153.DOI:10.13833/j.issn.1007-7634.2020.03.023.
[60] 周琦萍,杨芳.基于 SIS 模型的网络舆情无监督预警机制研究[J].情报科学,2019,37(08):51-55.DOI:10.13833/j.issn.1007-7634.2019.08.008.
[61] 王雪猛,王玉平.基于情感倾向分析的突发事件网络舆情预警研究[J].西南科技大学学报(哲学社会科学版),2016,33(01):63-66.
[62] 张劲松,黄华,章凤君.基于网络舆情情感分析的民族关系监测预警研究[J].青海社会科学,2019(04):169-174.DOI:10.14154/j.cnki.qss.2019.04.025.
[63] 李知谕,杨柳,邓春林.基于弹幕与评论情感倾向的食品安全舆情预警研究[J].科技情报研究,2022,4(03):33-45.DOI:10.19809/j.cnki.kjqbyj.2022.03.004.
[64] 张玉强.网络舆情危机引导策略研究[J].理论导刊,2012(01):23-25+28.
[65] 金凤姣,王力尘.大学生网络舆情引导机制研究[J].辽宁工业大学学报(社会科学版),2022,24(05):18-20.DOI:10.15916/j.issn1674-327x.2022.05.006.
[66] 梁昌林,陈娴.试论自媒体时代公安网络舆情引导策略[J].决策探索(下),2019(05):37.DOI:10.16324/j.cnki.jcts.2019.05.028.
[67] 朱力. 论网络舆情监管与大学生思想政治教育[D].北京交通大学,2010.
[68] 吴婷.基于角色引导的大学生网络舆情治理与思政教育协同模式研究[J].高教探索,2014(06):181-185.
[69] 舒刚.新媒体语境下教育舆情治理与意识形态安全[J].中国高等教育,2019(02):44-46.

作者贡献说明/Author contributions:

杨爽：研究现状调查，论文撰写；
王琰：研究现状调查；
王雅晴：研究现状调查；
刘曙霞：研究现状调查；
胥美美：提出研究思路、修改意见；
安新颖：提出研究思路、修改意见；

Research status in the field of public opinion intention identification

Yang Shuang, Wang Yan, Wang Yaqing, Liu Shuxia, Xu Meimei, An Xinying

Institute of Medical Information, Chinese Academy of Medical Sciences, Beijing 100020

Abstract: [Purpose/Significance] With the rapid development of social informatization, the spread scope and influence of online public opinions are constantly expanding. The analysis of public opinion intention is helpful for government departments to monitor and manage public opinion and create a healthy network environment. This study aims to sort out the development context and frontier trends in the field of public opinion intention recognition, provide direction for future research on public opinion intention recognition, and promote the development and application of the discipline. **[Method/Process]** This study discusses the current research status in the field of public opinion intention recognition, defines the concept and sources of public opinion intention recognition, and summarizes the technical methods, application fields, challenges and development directions of public opinion intention recognition. **[Result/Conclusion]** It is found that the current intention recognition of public opinion is mainly applied to the research of opinion leaders, early warning of public emergencies, public opinion governance and education. At the same time, the false information in online public opinion, the ambiguity of network language and the limited big data resources bring challenges to the recognition of public opinion intention. In the future, the process of public opinion intention recognition should focus on false information recognition, implicit information mining, algorithm and resource improvement.

Keywords: Public sentiment; Intention recognition; Research status

* This work is supported by Medical and Health Science and Technology Innovation Project of Chinese Academy of Medical Sciences titled "Biomedical Literature Information Assurance and Integrated Service Platform" (Grant No.2021-I2M-1-033), and the Central level public welfare research institutes Basic Research Service Fund Project of Chinese Academy of Medical Sciences titled "Excellence Oriented Evaluation and Incentive Mechanism Research" (Grant No.2022-ZHL630-01).

Author(s): Yang Shuang, Master Degree, shuang0925@yeah.net; Wang Yan, Master, research direction is medical science and technology evaluation; Wang Yaqing, Master; Liu Shuxia, Master; Xu Meimei, Associate Researcher, PhD; An Xinying, Researcher, PhD.